廖伟华,聂鑫.基于大数据的城市服务业空间关联分析[J].地理科学,2017,37(9):1310-1317.[Liao Weihua, Nie Xin. Spatial Association Analysis for Urban Service Based on Big Data. Scientia Geographica Sinica,2017,37(9):1310-1317.] doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2017.09.003

基于大数据的城市服务业空间关联分析

廖伟华[1],聂鑫[2]

(1.广西大学数学与信息科学学院, 广西 南宁 530004; 2.广西大学公共管理学院,广西 南宁 530004)

摘要:信息技术与电商平台的发展,产生了各种各样的大数据。在城市服务业中,商家在电商平台上注册自己带有坐标的信息,构成了空间服务业的空间大数据源。首先建立限定距离阈值的空间关联规则数据模型,介绍该模型产生频繁项集和关联规则的方法与步骤。最后利用Python爬取糯米网南宁站的商家信息,用Apriori算法做出了10~1 000 m 6种距离阈值的空间关联规则和服务业空间频繁项集。

关键词:大数据;关联规则;Apriori算法;服务业;南宁市

中图分类号:F290 **文献标识码**:A **文章编号**:1000-0690(2017)09-1310-08

城市服务业在空间分布上有集聚模式和分布特征,空间分布模式的研究方法受到广泛关注[1]。由于移动互联网的迅猛发展,基于位置服务的计算与应用成为各大电商平台面临竞争的一项必备技术[2]。地学研究者同样对大数据的研究与应用进行了思考[3]。很多学者利用这些电商平台的公开网页数据,进行基于大数据的城市计算[4,5],从而为城市规划、管理服务,如利用出租车轨迹数据[6]、POI数据[7]、微博签到数据[8,9]、网络气象数据[10]等大数据进行了城市规划、智能交通、城市环境投诉、城市能源消耗等多方面的研究。

城市服务业的布局是城市规划内容的一个重要部分,目前规划者关注规划布局的组团模式研究,城市服务业中心热点核密度研究[11]等。由于不同的城市服务业之间在位置上存在拓扑关系和空间关联,一个服务业就能通过其它服务业进行预测。自从Agrawal提出关联规则的挖掘问题以来[12],很多研究者对该问题做了大量的研究,这些研究主要集中在挖掘算法方面,像层次挖掘算法,增量更新算法等。地学研究者利用空间实体的位置拓扑,在经济地理方面也做了大量的研究,这些研究大多集中使用ESDA方法分析城市和区域经济各个方面[13]。城市服务业空间关联分析方面研究,特别是基于位置关系的Apriori算法在城市服务业方面的方法与实例研究尚少。现在,由于电商平台迅猛发展,各个商家为了推广业务,都纷纷入驻知名电商平台,在平台上填写自己商家,包括地址,电话、坐标等基本信息。从而,每个知名电商平台都是一个城市服务业空间大数据实体,同时,这些大品牌电商又有自己的API,为其他用户提供数据获取服务。本文利用城市服务业实体店的空间特性,计算空间距离表,引入Apriori算法去计算城市服务业的空间关联规则和频繁模式,最后利用网页爬虫爬取百度糯米数据验证模型的可行性。

1 研究方法

1.1 空间临近点计算

图1中有A~F共6个服务业实体店,ID为A:1001,B:1002,C:1003,D:1004,E:1005,F:1006。在GIS空间数据库中,每个兴趣点(POI)都有自己的 X、Y 坐标,据此可计算点与点间的距离。所查询的两点没有坐标的时候,由于有了空间参考,同样可以估算查询点的坐标,进而计算距离。使用给定半径(如每个POI周边500 m)范围内,计算所有输入点与所有邻近点之间的距离,创建两个点

收稿日期:2016-11-14;**修订日期**:2017-03-04

基金项目:国家自然科学基金项目(71363005)、国家社会科学基金(13CGL109)资助。[Foundation: National Natural Sciences Foundation of China (71363005), Social Nature Sciences Foundation of China (13CGL109).]

作者简介:廖伟华(1975–),男,湖南耒阳人,副教授,硕士,主要研究方向为GIS、经济地理学、城市计算。E-mail: gisliaowh@163.com

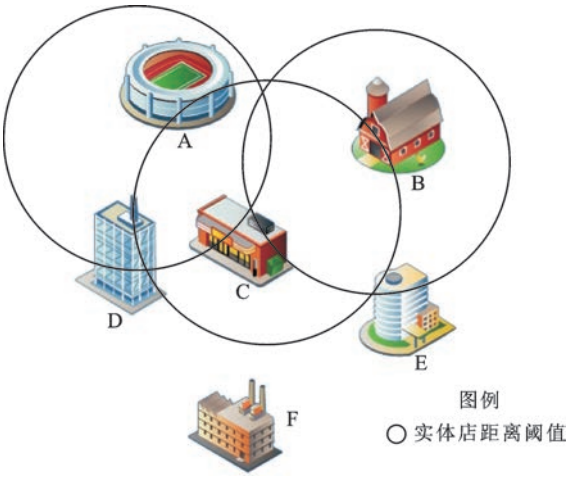


图1　空间实体临近点示意

Fig.1　Schematic map of neighbouring points to spatial entities

之间的距离表。点距离表包含了每个空间点与自己临近点组成的距离记录。

距离表只有输入POI的ID以及邻近点的ID和距离信息(表1)。从表中知道,NERA_FID事实上是临近点的ID。用*S*.NERA_FID=*T*.ID关联两个表,其中*S*代表距离表,*T*代表原来的空间实体表。关联计算结果包含了每个邻近点的所有属性信息。结果可以进行空间属性查询、计算等。

表1　空间临近距离

Table 1　Distance of neighbouring points

输入点ID	临近点ID	距离(m)
1001	1003	100
1001	1004	80
1002	1003	85
1002	1005	70
1003	1001	95
…	…	…

1.2　空间关联分析

关联规则数据挖掘中最经典的案例是沃尔玛"啤酒和尿布"的故事。它提出的最初动机是针对购物篮分析。如今,该技术广泛应用于各个领域,如天猫、京东等各知名电商网站,在网站购物中的"购买此商品的顾客同时还购买了……"等提示语。关联规则中有几个基本概念[14,15]:

1)项集。项集是一个集合的概念,在空间位置中,一个单元空间项就是一项,如一个酒店。若干项的集合称为项集,如{酒店,蛋糕店}构成一个空间二元项集。

2)关联规则。关联规则一般记为 $X => Y$ 的形式,其中左侧项集 X 是先决条件,右侧项集 Y 是相应的关联结果,用于表示出数据内隐含的关联性。如:关联规则{酒店=>蛋糕}表示在酒店和蛋糕店两个空间实体在位置距离上具有一定的关联聚集性。

至于空间关联性的强度如何,如酒店到底是跟蛋糕店聚集,还是跟小吃,私房菜更聚集。则由关联分析中的3个核心概念——支持度、置信度和提升度来控制和评价。

假设有10 000个空间服务业实体,其中酒店有1 000个,蛋糕店2 000个,私房菜馆500个,且酒店跟蛋糕店临近的有800个,酒店跟私房菜临近的有100个。

(1)支持度:支持度是指所有项集中{*X*,*Y*}出现的可能性,公式如下:

$$Support(X \rightarrow Y) = P(X,Y) \tag{1}$$

式中,$Support(X \rightarrow Y)$ 为支持度;$P(X,Y)$ 为项集中同时含有 X 和 Y 的概率。一般设置一个最小阈值(minsup,Minimum Support)来剔除出镜率低无意义的空间位置关联规则,保留下来出现较频繁的项集,这种项集称为空间频繁项集。在上面的具体空间服务业实体数据中,假设设定最小阈值为5%,由于{酒店,蛋糕店}支持度为800/10 000=8%,而{酒店,私房菜}的支持度为100/10 000=1%,因此{酒店,蛋糕店}由于满足基本的支持度要求,成为空间频繁项集,空间规则酒店=>蛋糕、蛋糕=>酒店同时被保留,而{酒店,私房菜}所对应的两条规则都被剔除。

(2)置信度。置信度表示含有 X 的项集中,同时含有 Y 的可能性,公式如下:

$$Confidence(X \rightarrow Y) = P(Y|X) = P(X,Y)/P(X) \tag{2}$$

式中,$Confidence(X \rightarrow Y)$ 为置信度;$P(Y|X)$ 为在关联规则的先决条件 X 发生的条件下,关联结果 Y 发生的概率;$P(X)$ 为先决条件 Y 的发生概率。置信度是生成空间强关联规则的第二个门槛,同样需要设置一个最小阈值(mincon)来继续筛选。上述中,当设定最小阈值为70%时,酒店=>蛋糕店的置信度为800/1 000=80%,而规则蛋糕店=>酒店的置信度为800/2 000=40%,被剔除。

(3)提升度。提升度表示在含有 X 的条件下

同时含有 Y 的可能性与没有这个条件下项集中含有 Y 的可能性之比，即在 Y 自身出现可能性 $P(Y)$ 的基础上，X 的出现对于 Y 的出镜率 $P(Y|X)$ 的提升度：

$$Lift(X \rightarrow Y) = P(Y|X)/P(Y) = Confidence(X \rightarrow Y)/P(Y) \quad (3)$$

式中，$Lift(X \rightarrow Y)$ 为提升度；提升度弥补了置信度的缺陷，当提升度值是1时，表示空间实体 X 与 Y 相互独立，实体点 X 对 Y 的出现的可能性没有提升作用，而值越大(>1)，则表明实体点 X 对 Y 的提升程度越大，也就是空间关联性越强。

服务业实体店散落在城市各个角落，它们两两之间在空间位置分布上存在一定的关联性。通过关联分析，可以找出一种服务业跟其他服务业的空间集聚关联性。它对服务产业布局，选址，以及基于位置服务的实体店推荐，都有重要的指导意义。例如，在实际工作中，如果某个商家要布局某个服务产业，通过空间关联分析，找出该产业的关联前置产业，他就可以选址布局在空间关联性强的服务产业周边，从而增加客流量，提升产业的集聚度。要在看似散落的各个服务业实体之间发现空间关联规律，需要计算空间频繁项集。

3）空间频繁项集。关联规则的频繁项集算法中最常用的就是Apriori算法[16,17]，它的核心思想就是通过候选集生成和情节的向下封闭检测两个阶段来挖掘频繁项集[18]。图1中，假设A经营的是蛋糕，B是酒店，C是其他美食，D是甜点饮品，E是小吃快餐，F是私房菜。需要指出的是：空间临近点计算，在临近点表并没有包含自己本身，而构造空间事务表一定要包含自己的。如A点临近点为C(其他美食)，D(甜点饮品)，因此在构造空间事务表中，要加上自己本身(蛋糕)，从而成为一条空间事务表中的一个空间项集。图1中，可以构造含有6条空间事务项的空间事务表(图2)。

空间频繁项集具体计算步骤是：

第一次扫描：对每个候选服务业空间点计数，计数结果跟总事务项求商，得到支持度，假设最低支持度为50%，可以得到频繁1——项集(L1)。

第二次扫描：对L1合并产生候选项集C2，计数结果跟总事务项相除，得到支持度。结果中大于最低支持度的，产生频繁2——项集(L2)。

第三次扫描：对L2合并产生候选项集C3，计数结果跟总事务项相除，得到支持度。结果中大于最低支持度的，产生频繁3——项集(L3)。

频繁项集一般会产生空间强关联规则，即行业空间临近集聚。如其它美食=>甜点饮品的支持度为50%，置信度为40%。即在一个城市中，一个美食店指定距离范围内，旁边会有甜点饮品店的的支持度为50%。

2 实例研究

2.1 研究区域与数据获取

本文对南宁市的服务业进行研究。南宁市是广西壮族自治区的首府，位于广西南部，行政区划为7区5县。本文选取了南宁市辖区除除武鸣区(刚划为南宁市区)以外的6个主城区进行研究。

现在的大多网站对于网页公开数据采用了半开放的态度，如限制API的返回条数，表现层不能访问商家坐标等。基于目标数据模式的爬虫针对的是网页上的数据，所抓取的数据一般要符合一定的模式，或者可以转化或映射为目标数据模式。目前，网络爬虫的语言有Python、PHP、C#、JAVA、Swift等。程序员一般可以从电子商务网站上抓取，经过处理，获得包括经纬度点模式的空间数据。研究首先采用Python+sqlite3+lxml+BeautifulSoup技术对百度糯米(https://nn.nuomi.com/)上的所有南宁市区网站注册商家公开信息进行网页爬虫，共得到5个大类88个小类(分类标准参照百度糯米网站)13 000多条带坐标的商家信息记录。

2.2 分析实例

研究对爬取的南宁市内所有的商家按距离由近及远，分别计算10、50、100、200、500、1 000 m共6种距离的商家限定距离临近距离表，然后采用SQL的for xml path技术构造每种距离的商业服务点的空间服务业事务数据表，在R语言中进行Apriori算法分析，分别进行空间关联规则提取，空间频繁2、3、4项集等计算。

1）关联规则。对南宁市城市服务业的各个距离阈值进行apriori算法分析，其中每种距离，设置最小支持度为0.01，最小置信度为0.5，每种距离的空间关联规则都会产生上万条关联规则，在这些关联规则中，按支持度降序排序，取每种距离的前5条。鉴于篇幅，表2只列出5种距离的前5条，可以看出，在距离比较近时，支持度比较低，像10 m距离，最高的空间关联规则{经济型酒店=> 酒店}支持度也就10%，但提升度很高。1 000 m这样的远距离，最高的空间关联规则{蛋糕=>小吃快餐}的

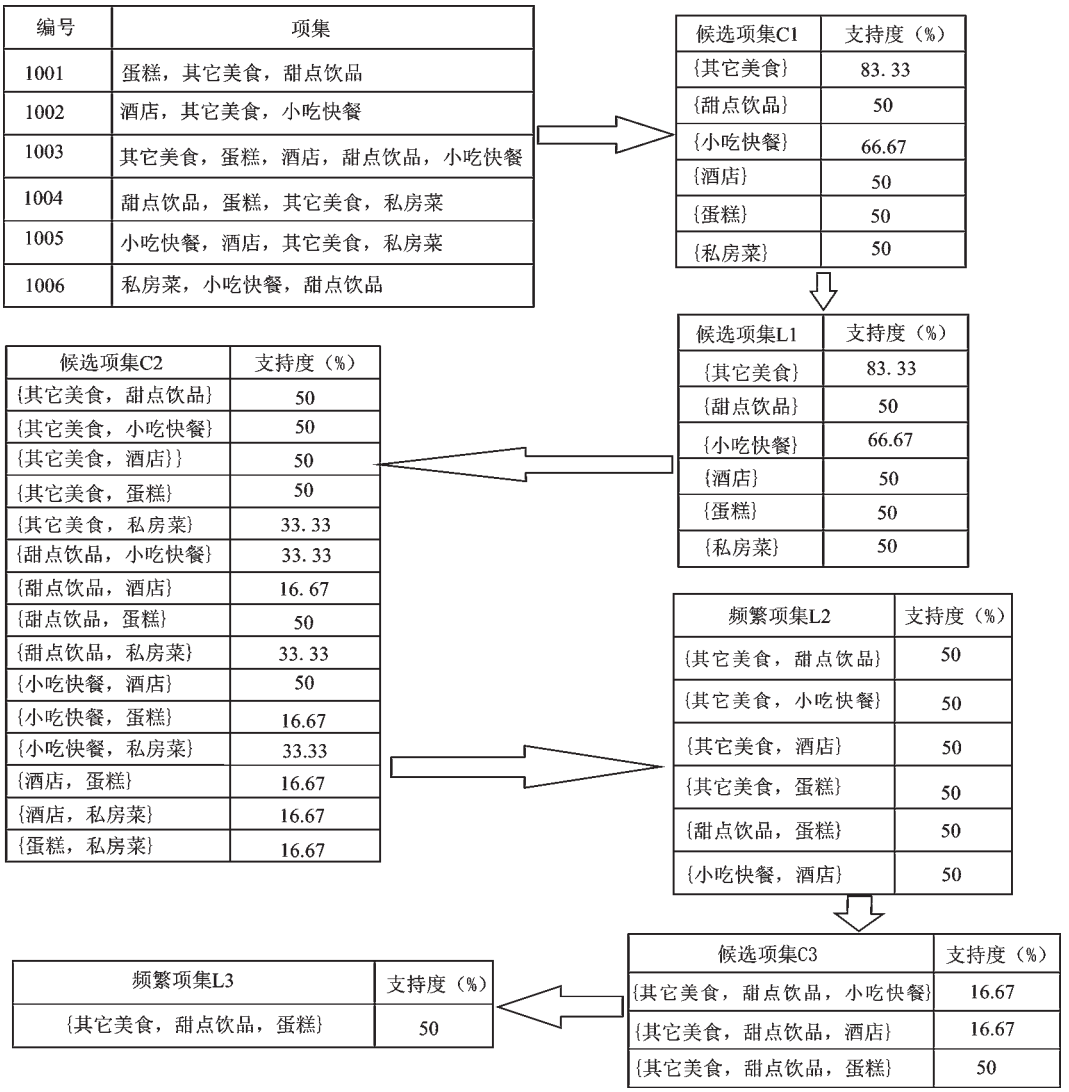


图2　空间频繁项集求解过程

Fig.2　Solution process diagram of spatial frequent items

支持度接近100%,但提升度在1左右。以最高的第一条为例,在研究区域南宁市内,在短距离阈值内,经济型酒店10 m距离内有酒店出现的概率为10%,但在这10%的经济型酒店附近出现酒店的概率为100%。在远距离1 000 m内蛋糕店周边有小吃快餐的概率为99.27%。即1 000 m范围内,蛋糕店周边几乎肯定会出现小吃快餐店,但它的提升度接近1,也就是说这两个出现并没有必然联系,小吃快餐店出现在蛋糕店周边的必然性特别大,也可能出现在其它的服务业实体店周边。这点也与我们平常的认知相符合,在近距离内,一个店周边出现某种特定店的概率小于远距离的。我们还可以按这种方法去找某种行业的周边的行业,比如丽人服务业周边限定距离会有些什么行业,或是以丽人行业作后置规则,哪些行业出现一定会出现丽人行业等。

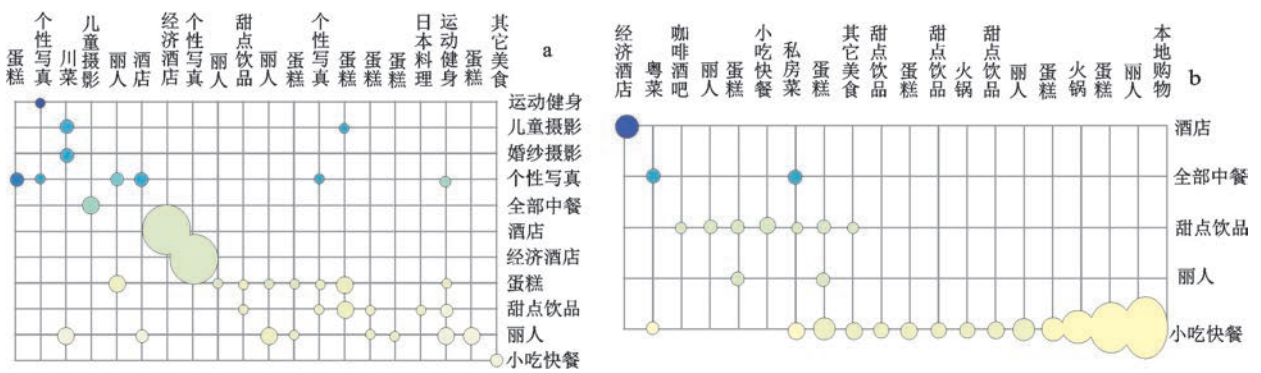
用图形的的方式更直观地显示出关联分析结果,取每种距离关联分析结果按支持度降序排序,对每种空间距离取前50条规则,限于篇幅,图3只列出10 m和100 m两种,按照提升度参数看,关联性最强的,图中的颜色最深;按照支持度看,关联性最强的,圆点尺寸最大。

实例中,在百度糯米上注册商家数量前6位的分别是:小吃快餐店1 904家,丽人实体店1 693家,酒店841家,蛋糕店793家,甜点饮品点759家,经济型酒店538家。在表2和图3中,{经济型酒

表2 按支持度排前5的规则

Table 2 The top 5 rules by support of Nanning

距离(m)	规则	支持度	置信度	提升度
10	{经济型酒店} => {酒店}	0.1082	1.0000	7.1012
	{酒店} => {经济型酒店}	0.1082	0.7681	7.1012
	{川菜} => {全部中餐}	0.0445	0.8738	8.5759
	{个性写真} => {丽人}	0.0429	0.6963	3.5576
	{婚纱摄影} => {个性写真}	0.0389	0.7852	12.7380
50	{甜点饮品} => {小吃快餐}	0.2773	0.7772	1.4086
	{其他美食} => {小吃快餐}	0.2301	0.7989	1.4478
	{蛋糕} => {小吃快餐}	0.2293	0.7140	1.2940
	{经济型酒店} => {酒店}	0.1964	1.0000	3.9118
	{酒店} => {经济型酒店}	0.1964	0.7684	3.9118
100	{甜点饮品} => {小吃快餐}	0.4696	0.9012	1.2409
	{丽人} => {小吃快餐}	0.4450	0.8284	1.1406
	{蛋糕} => {小吃快餐}	0.4086	0.8631	1.1883
	{其他美食} => {小吃快餐}	0.4013	0.9001	1.2393
	{蛋糕} => {甜点饮品}	0.3500	0.7392	1.4186
500	{甜点饮品} => {小吃快餐}	0.9016	0.9944	1.0096
	{小吃快餐} => {甜点饮品}	0.9016	0.9154	1.0096
	{蛋糕} => {小吃快餐}	0.8982	0.9932	1.0084
	{小吃快餐} => {蛋糕}	0.8982	0.9119	1.0084
	{丽人} => {小吃快餐}	0.8897	0.9950	1.01024
1000	{蛋糕} => {小吃快餐}	0.9928	1.0000	1.0004
	{小吃快餐} => {蛋糕}	0.9928	0.9932	1.0004
	{甜点饮品} => {小吃快餐}	0.9924	1.0000	1.0004
	{小吃快餐} => {甜点饮品}	0.9924	0.9928	1.0004
	{甜点饮品} => {蛋糕}	0.9906	0.9982	1.0054



圆圈大小为支持度(关联性)强弱；颜色黄→绿→蓝为提升度(关联性)弱→强

a. 空间距离10 m；b. 空间距离100 m

图3 不同距离阈值的南宁市前50条规则

Fig.3 The top 50 rules map of different distance threshold for Nanning

店,酒店}在10、50 m距离阈值中,置信度高,提升度高,是一组强关联规则,说明了南宁市酒店行业有紧凑布局的特点,各种大众消费型酒店聚集在一起。这种强关联规则说明了南宁大众消费型酒店业的从业者选址,喜欢跟竞争对手布局在一起,从而提升客流量,形成了区域行业品牌空间集

聚。{甜点饮品,小吃快餐}在50、500、1 000 m阈值中是一组强关联规则,特别是在高支持度的后置规则中,小吃快餐出现的频率很高。在不同的距离阈值中,作为一种大众消费实体店,小吃快餐店分布在各种行业的周边,由于它的提升度都是在1左右,小吃快餐行业跟其他行业并没有集聚性的特点。丽人行业跟个性写真行业构成的空间关联规则,提升度高,它们也呈现出行业集聚的特点。可以看出,百度糯米上注册的商家大多是社区生活服务业,本身具有服务半径小的特点,所以在近距离具有高置信度,高提升度,远距离虽然有高置信度,但提升度大多接近1。

2）频繁项集。同样,在服务业空间数据库基础上,可以产生每种距离服务业空间频繁项集。设置最小支持度为1%,分别对每种距离生成2、3、4项频繁项集。其中,10 m阈值距离的2项集第一位的为{公寓式酒店,酒店},3项集第一位的为{公寓式酒店,经济型酒店,酒店},4项集第一位的为{电玩/游戏币,服装定制,丽人,密室逃脱}。100 m阈值距离的2项集第一位的为{境外游,丽人},3项集第一位的为{国内游,境外游,丽人},4项集第一位的为{国内游,境外游,丽人,旅游}。1 000 m阈值距离的2项集第一位的为{青年旅舍,小吃快餐},3项集第一位的为{青年旅舍,小吃快餐,游泳},4项集第一位的为{青年旅舍,小吃快餐,游泳,珠宝首饰}。所有频繁项集的支持度都不是很高,在1%~1.6%之间,远距离阈值比近距离阈值稍高。在南宁市服务业布局中,能同时在某种距离范围出现2、3、4种服务业实体的概率不是很高。

同样,可以用图形方式更直观的显示出频繁项集的组合效果。研究中做出了每种距离阈值的2、3、4项集。限于篇幅,我们列出10 m阈值的2与3项频繁集,图中,圆圈越尺寸越大,按支持度来看,空间距离阈值范围内出现的概率越大。图4进一步说明了南宁市大众消费类酒店业在10 m等短距离距离阈值内的空间聚集性特点。不管是空间频繁2项集还是3项集,大众消费型的酒店业都单独集聚在图上的右侧,而密室逃脱等行业跟其他各个行业空间频繁关联,关联行业太多。酒店业的空间集聚性特点,不仅可以省去考察和时间成本,还可以借助竞争对手的品牌效益去提升业务量。

3　结论与讨论

大数据时代给城市数据的实时获取和分析提供了前所未有的信息环境。城市大数据大多具有空间位置特性,基于大数据的城市计算是智慧城市的重要组成部分。利用电商平台的注册数据,研究者可以在空间总体架构下,去测算每个行业之间的空间位置关联性,探讨行业之间的空间集聚,而不是像空间自相关那样,只能测算整体空间相关性。研究计算出了南宁市百度糯米网站上注册的各种服务业之间,10~1 000 m之间6种限定距

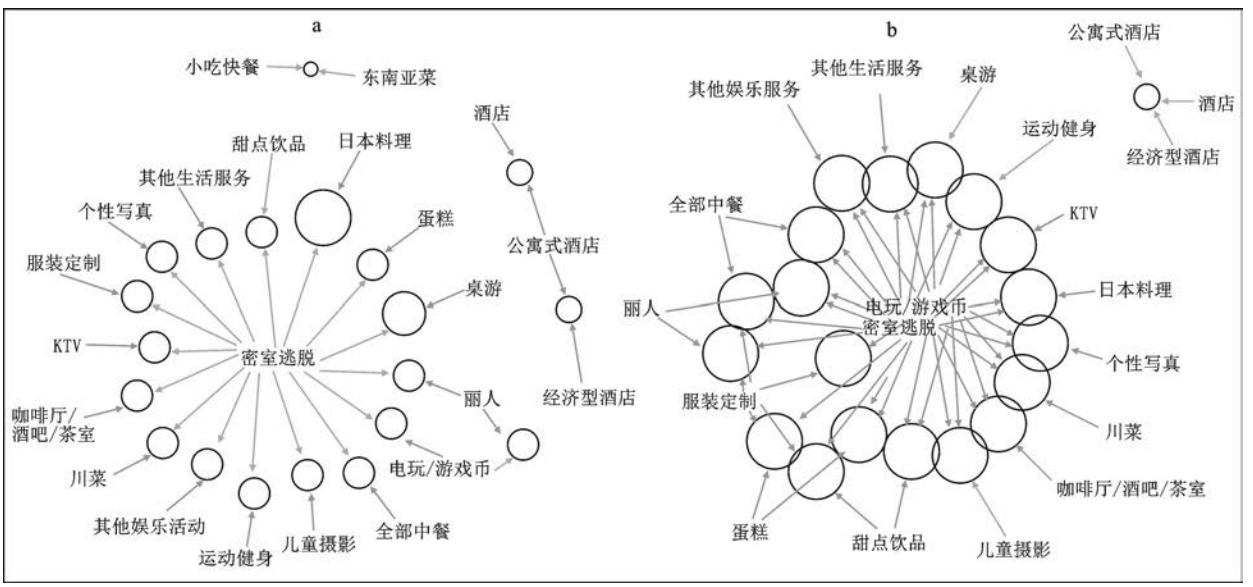


图4　10 m阈值距离频繁2项集(a)与频繁3项集(b)

Fig.4　Two frequent items (a) and 3 frequent items (b) for 10 m distance threshhold

离阈值的所有关联规则，空间频繁2、3、4项集，限于篇幅，并没有一一列出，并总结出了一些空间关联规则规律。

城市服务业空间关联规则挖掘作为一种空间服务业实体空间关联数据挖掘方法，能很好地挖掘出城市服务业实体店之间的空间关联聚集性，丰富产业集聚理论的研究方法。在每个既定的城市内部体系中，空间实体一般都有共生，相连，相邻等拓扑关系。此方法作为一种基于位置关联的挖掘方法，可以挖掘出城市不同空间实体同时出现的内在规律和实体的特征项之间频繁同时出现的条件规则。空间关联规则结果有强关联规则和一般关联规则，结果不管是对城市管理者，城市设计者还是普通市民，都能提供很好的决策参考服务。研究中的数据来源实体网站公开信息，可以有实时的海量数据，但由于用户注册是商家自己，并不是资质的测绘公司，因此，数据源的空间坐标精度不一定能保证。

参考文献（References）：

[1] 薛东前, 石宁, 公晓晓. 西安市生产者服务业空间布局特征与集聚模式研究[J]. 地理科学, 2011, 31(10):1195-1201.[Xue Dongqian, Shi Ning,Gong Xiaoxiao.Spatial Features and Agglomeration of Producer Services in Xi'an City, China.Scientia Geographica Sinica, 2011, 31(10):1195-1201.]

[2] 王峰,余伟,李石君. 基于 PMR 架构的兴趣点推荐研究[J].中国科学:信息科学,2015,45(11): 1503-1520.[Wang Feng,Yu Wei, Li Shijun. Study of POI-s recommendation based on a PMR framework. Scientia Sinica(Informationis),2015,45(11): 1503-1520.]

[3] 李佳洺, 孙铁山, 张文忠. 中国生产性服务业空间集聚特征与模式研究——基于地级市的实证分析[J]. 地理科学, 2014, 34(4):385-393.[Li Jiaming, Sun Tieshan, Zhang Wenzhong. Spatial Cluster Characteristics and Modes of Producer Services in China. Scientia Geographica Sinica, 2014, 34(4):385-393.]

[4] Zheng Y. Methodologies for Cross-Domain Data Fusion: An Overview[J]. IEEE Transactions on Big Data,2015,1(1):16-34.

[5] Zheng Y, Capra L,Wolfson O et al.Urban computing:Concepts, methodologies,and applications[J]. ACM Trans. Intell.Syst. Technol.,2014,5(3):38-55.

[6] Zheng Y.Trajectory data mining: An overview[J]. ACM Trans. Intell. Syst. Technol.,2015,6(3): 1-29.

[7] Zheng Y,Xie X. Learning travel recommendations from user-generated GPS traces[J]. ACM Trans. Intell. Syst. Technol., 2011,2(1):2-19.

[8] Nicholas J Y, Zheng Y, Xie X et al.Discovering Urban Functional Zones Using Latent Activity Trajectories[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2016,27(3):712-725.

[9] Xiao X Y, Zheng Y,Luo Q et al. Inferring social ties between users with human location history[J]. J Ambient Intell Human Comput,2014,5(1):3-19.

[10] Zheng Y, Zhang L, Ma Z et al. Recommending friends and locations based on individual location history[J]. ACM Transactions on the Web, 2011, 5(1):1-5.

[11] 甄峰,余洋,汪侠,等. 城市汽车服务业空间集聚特征研究:以南京市为例[J].地理科学, 2012, 32(10):1200-1208.[Zhen Feng, Yu Yang,Wang Xia et al.The Spatial Agglomeration Characteristics of Automotive Service Industry: A Case Study of Nanjing. Scientia Geographica Sinica, 2012, 32(10):1200-1208.]

[12] Agrawal R. Mining association rules between sets of items in large databases[J]. Acm Sigmod Record,1993,22(2):207-216.

[13] 高源, 韩增林, 杨俊,等. 中国海洋产业空间集聚及其协调发展研究[J]. 地理科学, 2015, 35(8):946-951.[Gao Yuan, Han Zenglin,Yang Jun et al.Spatial Agglomeration of Marine Industries and Region Coordinated Development in China. Scientia Geographica Sinica,2015,35(8):946-951.]

[14] Adomavicius G,Tuzhilin A. Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2005, 17(6):734-749.

[15] Linden G,Smith B,York J. Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering[J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(1):76-80.

[16] Khorsand A,Haddad M,Sochor H et al. Introduction to arules — A computational environment for mining association rules and frequent item sets[J]. Journal of Statistical Software, 2010, 14(15):1-25.

[17] Hahsler M,Chelluboina S,Hornik K et al. The arules R-Package Ecosystem: Analyzing Interesting Patterns from Large Transaction Data Sets[J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12(12):2021-2025.

[18] Lüscher P,Weibel R. Exploiting empirical knowledge for automatic delineation of city centres from large-scale topographic databases[J]. Computers Environment & Urban Systems, 2013, 37(1):1733-1738.

Spatial Association Analysis for Urban Service Based on Big Data

Liao Weihua[1], Nie Xin[2]

(1. *College of Mathematics and Information Science, Guangxi University, Nanning* 530004, *Guangxi, China*; 2.*School of Public Administration, Guangxi University, Nanning* 530004, *Guangxi, China*)

Abstract: With the development of information technology, big data has become a research focus of all sectors. There is an increasing demand for big data in the urban planning management process. Big data acquisition and calculation is a key technology in the process of the smart city construction. This article covers the following major aspects: 1) Distance table linking to urban service physical store table is used to establish spatial association frequent rules model based on the concept of spatial neighbouring point and the property of spatial point entity; the article also introduces the method and procedure of how spatial frequent items and spatial association rules appear in urban service spatial association model; 2) "For xml path" technology is used in SQL Server to build spatial transaction database because transaction database is needed in association rules computing; 3) Python+sqlite3+lxml+BeautifulSoup technology is used to crawl the online data of the companies in Nanning which have all of their public information registered on "Baidu Nuomi" (https://nn.nuomi.com/); 4) Apriori algorithm is applied to analyze spatial frequent items and spatial association rules in urban service industry of 6 distance thresholds between 10 to 1 000 meters with the obtained data. In case study, the top six registered businesses in "Baidu Nuomi" are snacks and fast food, beauty, hotels, bakeries, sweets and drinks, budget hotels. The spatial association rule of {budget hotels, hotels} has a high degree of confidence and a high upgrading degree in the distance threshold of 10 m and 50 m, being a set of strong spatial association rules. This illustrates the Nanning hotel industry has the characteristics of a compact layout, with all kinds of hotels being together. The spatial association rule of {sweet drinks, snacks and fast food} is a set of strong spatial association rules in the distance threshold of 50 m, 500 m and 1 000 m. Snacks and fast food frequency is very high, especially in the succeeding rules with high support degree. In different distance thresholds, as a kind of mass consumer entity service, snacks and fast food restaurants are distributed around various industries. Because the lift degree of these rules is about 1, the snacks and fast food industry has the characteristics of no connection with other industries. This study is an attempt to use ubiquitous web data around us to analyze city management. Researchers can get a steady flow of big data so as to better carry out the studies on city big data in real time with this methods and thoughts.

Key words: big data; association rules; Apriori algorithm; service industry; Nanning City